

Як приклади роботи з системою наведено розв'язки конкретних задач.

Ключові слова: препроцесор, процесор, постпроцесор, метод початкових функцій.

Ovsky A., Tolok V.

DEVELOPMENT SYSTEM FOR SOLVING TWO-DIMENSIONAL AND THREE-DIMENSIONAL ELASTICITY THEORY PROBLEMS BASED ON MAPLE

The authors describe the development system for solving two-dimensional and three-dimensional problems of the theory of elasticity. Maple is a computing kernel of the system. The basic algorithms are formalized for the purpose of finding programming operations of the specified problems. Solutions of specific problems are given as examples of system operation.

Key words: preprocessor, processor, postprocessor, method of initial functions.

УДК 004.93

Олійник А. О.

Канд. техн. наук, старший викладач Запорізького національного технічного університету

МУЛЬТИАГЕНТНИЙ МЕТОД З ОПОСЕРЕДКОВАНИМ ЗВ'ЯЗКОМ МІЖ АГЕНТАМИ

Досліджено метод оптимізації на основі мультиагентного підходу. Розроблено мультиагентний метод з опосередкованим зв'язком між агентами, що передбачає виконання додаткових етапів відбору, схрещування та мутації. Проведено експерименти по розв'язанню задач оптимізації багатовимірних нелінійних функцій, що дозволило дослідити ефективність запропонованого методу.

Ключові слова: агент, генетичні оператори, мультиагентний метод, оптимізація, цільова функція.

ВСТУП

Останнім часом широкого застосування набули напрямки штучного інтелекту, основні ідеї яких узяті з природи. До таких напрямків можна віднести: штучні нейронні мережі [1, 2], методи еволюційного пошуку [3, 4], методи оптимізації, засновані на моделюванні колективного інтелекту соціальних тварин [5, 6], штучні імунні системи [7] та ін. [8–13]. Суттєвими перевагами таких напрямків штучного інтелекту є можливість їхнього застосування до розв'язання слабоформалізованих задач та здатність до видобування знань з даних.

Зокрема, мультиагентні методи інтелектуальної оптимізації не висувають додаткових вимог до виду цільової функції, що дозволяє їх застосовувати при розв'язанні оптимізаційних задач, які виникають при побудові моделей складних багатовимірних об'єктів, процесів та систем (на етапах відбору інформативних ознак, структурно-параметричного синтезу моделей, спрощення побудованих моделей). Крім того, на відміну від градієнтних методів багатовимірної нелінійної оптимізації, що традиційно застосовуються при побудові моделей, мультиагентні методи є методами глобальної оптимізації та не схильні до заціклення у локальних оптимумах.

© Олійник А. О., 2010

Для розв'язання завдань дискретної та безперервної оптимізації ефективно застосовується метод оптимізації на основі моделювання переміщення бактерій (Bacteria Foraging Optimization, BFO) [11]. Однак моделі поведінки живих істот, що лежать в основі роботи даного методу, є неповними та не зовсім відповідають своїм природним аналогам. Зокрема, в методі BFO не досить ефективним є механізм утворення нової множини рішень, що призводить до тривалих розрахунків при виконанні оптимізаційного процесу [11].

Тому актуальною є розробка доповнень існуючих моделей, що використовуються для моделювання поведінки живих істот, які забезпечують більш повну відповідність природним аналогам і кращу ефективність роботи зазначених методів оптимізації.

ПОСТАНОВА ЗАВДАННЯ

Метод BFO ефективно застосовується для розв'язання завдань оптимізації [11], однак математичні моделі, розроблені для даного методу, навіть на думку їх розробників [11] є неповними та не досить ефективними. Тому необхідно доробити відомі математичні моделі BFO для більш адекватного моделювання еволюційних процесів життєдіяльності бактерій.

Метою даної роботи є удосконалення мультиагентного методу оптимізації на основі моделювання переміщення бактерій шляхом розширення його математичної моделі.

Основними завданнями роботи є:

- аналіз методу оптимізації на основі моделювання переміщення бактерій;
- включення операторів еволюційного пошуку у вже існуючу математичну модель, яка застосовується в методі оптимізації на основі моделювання переміщення бактерій.
- розробка програмного забезпечення, що реалізує запропоновану математичну модель, і його тестування.

МЕТОД ОПТИМІЗАЦІЇ НА ОСНОВІ МОДЕЛЮВАННЯ ПЕРЕМІЩЕННЯ БАКТЕРІЙ

Даний метод призначений для знаходження мінімуму функції $J(X)$, $X \in R^p$, при невідомому градієнті $\nabla J(X)$, де X – позиція агента (бактерії) в просторі пошуку R^p , а за допомогою $J(\theta)$ моделюються корисні та шкідливі властивості середовища, тобто $J(X)$ характеризує, де перебувають аттрактанти та ренти. Таким чином, $J < 0$, $J = 0$, $J > 0$ означає, що бактерія перебуває в корисному, нейтральному та шкідливому середовищі, відповідно.

В методі BFO важливим етапом є моделювання хемотаксису. Хемотаксис – це рухова реакція бактерії у відповідь на появу в середовищі аттрактанта (аттрактант – речовина, що притягує бактерії) або репелента (репелент – речовина, що відштовхує бактерії) [3]. У природніх умовах аттрактантами є речовини, корисні для бактерій, а репелентами – ті, які бактеріям шкідливі.

При наявності просторових змін концентрації аттрактантів або репелентів частота перекидань, а, отже, і довжина вільного пробігу бактерії змінюються. Довжина вільного переміщення бактерії, що рухається в сторону зростаючої концентрації аттрактанта, збільшується, а при русі в сторону зростаючої концентрації репелента зменшується.

Таким чином, можна виділити наступні хемотаксичні дії бактерії, які застосовуються в методі BFO [13]:

– якщо бактерія перебуває в нейтральному середовищі, то чергуються перекидання та пересування, за рахунок чого виконується пошук;

– якщо бактерія переміщається за градієнтом аттрактанта, то переміщення триває в цьому ж напрямку. Таким чином, забезпечується пошук більш сприятливого навколишнього середовища (глобальний пошук);

– якщо відбувається переміщення в напрямку, протилежному градієнту репелента, то забезпечується вихід з несприятливого навколишнього середовища.

Таким чином, бактерія може переміщатися в областях з корисними речовинами й у той же час уникати небезпечних речовин.

Враховуючи аналогії з природніми процесами, метод BFO передбачає виконання таких етапів:

- 1) ініціалізація;
- 2) моделювання хемотаксису;
- 3) відтворення;
- 4) виключення й розсіювання;
- 5) перевірка критеріїв зупинення;
- 6) перезапуск агентів.

Таким чином, метод BFO містить етапи, що властиві відомим методам оптимізації (ініціалізація та перевірка критеріїв зупинення), мультиагентним методам (відтворення та перезапуск агентів) та природнім процесам переміщення бактерій (моделювання хемотаксису та виключення й розсіювання).

Будемо використовувати $X(j, k, l) = \{X^i(j, k, l), i = 1, 2, \dots, S\}$ для опису позиції кожного члена популяції S агентів (бактерій) на j -му хемотаксичному кроці, k -му кроці відтворення та на l -й події виключення-розсіювання.

На етапі *ініціалізації* в методі BFO задаються параметри, що впливають на роботу методу: S – кількість бактерій, N_{re} – кількість кроків відтворення, N_s – кількість кроків-повторень на одному хемотаксичному кроці, N_c – кількість хемотаксичних кроків, N_{ed} – кількість подій виключення-розсіювання; P_{ed} – імовірність розсіювання.

На цьому етапі також випадковим чином розподіляються початкові значення X^i , $i = 1, 2, \dots, S$ по простору пошуку та розраховуються початкові значення цільової функції для кожного агента J^i .

При *моделюванні хемотаксису* над кожним агентом виконуються оператори кувиркання, переміщення та ковзання.

Алгоритм виконання етапу моделювання хемотаксису методу BFO може бути поданий такою послідовністю кроків.

Крок 1. Встановити: $i = i + 1$.

Крок 2. Виконати оператор кувиркання для i -го агента. Моделювання кувиркання досягається за рахунок генерації вектора випадкових чисел $\phi(j) \in R^p$:

$$\phi = \frac{\Delta}{\sqrt{\Delta^T \Delta}},$$

де Δ – вектор випадкових чисел в інтервалі $[-1; 1]$. Вектор ϕ являє собою множину довжин для відповідних вимірів.

Крок 3. Переміщення. Розраховується нове положення i -ї бактерії за формулою:

$$X^i(j+1, k, l) = X^i(j, k, l) + C(i)\varphi(j),$$

де $C(i) > 0$ – розмір кроку в певному напрямку, що дозволяє моделювати процес кувиркання.

Для нової позиції $X^i(j+1, k, l)$ розраховується відповідне значення цільової функції $J(i, j+1, k, l)$.

Крок 4. Ковзання. Якщо в позиції $X^i(j+1, k, l)$ значення $J(i, j+1, k, l)$ краще, ніж у позиції $X^i(j, k, l)$, тобто виконується умова: $J(i, j+1, k, l) < J(i, j, k, l)$, тоді проводиться наступний хемотаксичний крок з тим же вектором φ і у тому ж напрямку (перехід до кроку 3), і таке повторення може виконуватися N_s раз. Якщо умова не виконується, то відбувається перехід до кроку 5.

Крок 5. Якщо $i < S$, то виконується перехід до кроку 1, в іншому випадку – перехід до наступного етапу.

Моделювання процесу хемотаксису відбувається N_c разів.

На етапі *відтворення* менш здоровіші бактерії вмирають (агенти з гіршими значеннями цільової функції видаляються), а інші, більш здоровіші, розділяються на дві бактерії, при цьому нові бактерії розміщуються в ту ж саму точку простору пошуку. За рахунок такого підходу забезпечується незмінність загальної кількості бактерій. Для цього все бактерії сортується відповідно до отриманих значень цільової функції, після чого гірша половина (менш здоровіші бактерії) відкидається, а краща (більш здоровіші бактерії) – дублюється.

Етап *виключення й розсіювання* призначений для зменшення ймовірності зациклення в локальних оптимумах. Життя популяції бактерій у навколишньому середовищі може змінюватися поступово (наприклад, шляхом споживання корисних речовин) або раптово у зв'язку з деяким іншим впливом. Може відбутися так, що всі бактерії в області загинуть, або колонія бактерій буде розсіяна в іншу частину навколишнього середовища. Даний ефект може перешкодити можливому хемотаксичному прогресу, але в той же час цей ефект і допомагає, оскільки, у випадку розсіювання, бактерії можуть розміститися близько гарних джерел з корисними речовинами. Таким чином, виключення й розсіювання допомагають знизити ймовірність стагнації, тобто зациклення в локальному оптимумі, що часто спостерігається в традиційних градієнтних методах оптимізації.

Відповідно до даного підходу кожна бактерія з ймовірністю P_{ed} розміщується у випадково обраній точці простору пошуку. Таким чином, перевіряється

умова: $U^i < P_{ed}$, де U^i – випадкове число в інтервалі $[0; 1]$ для i -ї бактерії. Якщо дана умова виконується, то бактерія переміщується в позицію $X^i(j, k, l)$, отриману випадковим чином.

Після виконання N_{ed} разів етапів моделювання хемотаксису, відтворення та виключення й розсіювання виконується збереження кращого розв'язку J_{best} та відповідної позиції X_{best} у якій досягається кращий розв'язок J_{best} .

Пошук оптимуму припиняється, якщо досягнуто *критеріїв зупинення* методу, зокрема, якщо знайдено прийнятний розв'язок, або у випадку, якщо були виконані всі цикли для всіх бактерій.

Якщо критерії зупинення пошуку не досягнуто, то виконується етап *перезапуску агентів*: вибираються нові випадкові позиції для кожного агента X^i , $i = 1, 2, \dots, S$ та розраховуються відповідні значення цільової функції J^i , $i = 1, 2, \dots, S$, після чого знову виконується етап моделювання хемотаксису.

Метод оптимізації на основі моделювання переміщення бактерій застосовувався для розв'язку різних завдань оптимізації: знаходження оптимального потоку енергії [14], динамічного розподілу ресурсів [15] та ін. [16, 17]. Результати проведених експериментів з вирішення тестових завдань [9, 14–17] показали, що застосування методу BFO є ефективним і перспективним, оскільки результати, отримані за допомогою даного методу, характеризувалися більш високою або достатньою точністю в порівнянні з відомими методами оптимізації.

Можна виділити наступні переваги методу BFO у порівнянні з традиційними методами багатовимірної оптимізації:

- метод не висуває ніяких вимог до цільової функції, тобто функція може бути мультимодальною, негладкою, мати розриви;

- для знаходження оптимуму цільової функції не потрібно розраховувати градієнт цільової функції, тобто вона може бути недиференційованою;

- метод є методом глобального пошуку, у той час як більшість класичних методів оптимізації є методами локального пошуку;

- метод має достатню кількість параметрів, що настроюються, що дозволяє забезпечити його кращу адаптацію для розв'язання того або іншого практичного завдання оптимізації;

- метод є мультиагентним методом, за рахунок чого досягається зниження часу виконання пошуку, оскільки пошук виконується деякою кількістю агентів паралельно;

– метод є добре розширюваним, тобто в його роботу можна легко додавати нові оператори й тим самим створювати гібридні системи.

До недоліків методу варто віднести такі:

- випадковий характер швидкості збіжності;
- сильна залежність роботи методу від параметрів, що настроюються;
- неповнота використовуваної моделі поведінки бактерій, зокрема не досить ефективний механізм відтворення агентів.

МУЛЬТИАГЕНТНИЙ МЕТОД З ОПОСЕРЕДКОВАНИМ ЗВ'ЯЗКОМ МІЖ АГЕНТАМИ

Як відзначалося вище, в методі BFO не досить ефективним є механізм відтворення, який призначений для утворення нової множини рішень, що призводить до тривалих розрахунків при виконанні оптимізаційного процесу.

Для усунення зазначеного недоліку в розробленому мультиагентному методі з опосередкованим зв'язком між агентами пропонується розширити модель методу BFO шляхом впровадження генетичних операторів відбору, схрещування та мутації.

Пропонується використовувати генетичні оператори:

- для відбору – пропорційний відбір;
- для схрещування – випадковий вибір батьківської пари з арифметичним схрещуванням;
- для мутації – проста мутація.

У запропонованому методі взаємозв'язок між агентами відбувається за рахунок моделювання опосередкованого зв'язку між ними, оскільки агенти моделюють виділення речовини в залежності від якості середовища, після чого наступні агенти при своєму переміщенні враховують властивості середовища, які у свою чергу залежать як від об'єктивних факторів (значення цільової функції), так і від виділених іншими агентами речовин. Таким чином зв'язок між агентами відбувається не за рахунок прямого (безпосереднього) обміну інформацією між ними, а за допомогою інформації, отримуваної ними через навколишнє середовище.

Запропонований мультиагентний метод з опосередкованим зв'язком між агентами можна представити у вигляді послідовності таких етапів.

Етап 1. *Ініціалізація*. Задаються параметри, що впливають на роботу методу: S , N_{re} , N_s , N_c , N_{ed} , P_{ed} . Випадковим чином розподілити початкові значення X^i , $i = 1, 2, \dots, S$ у просторі пошуку. Розраховуються початкові значення цільової функції для кожної бактерії J^i .

Для кожної бактерії виконується розрахунок величини J , що оцінює ефективність застосування агента для оптимізації цільової функції J^* :

$$J^i = J^{*i} + J_{ar}(X^i),$$

де величина $J_{ar}(X^i)$ розраховується за формулою

$$J_{ar}(X) = \exp(M - J(X))J_{cc}(X),$$

де M – параметр, що настроюється; $J_{cc}(X)$ розраховується за формулою

$$J_{cc}(X) = \sum_{i=1}^S J_{cc}^i = \\ = \sum_{i=1}^S \left[-d_{attract} \exp\left(-w_{attract} \sum_{j=1}^p (X_j - X_j^i)^2\right) \right] + \\ + \sum_{i=1}^S \left[h_{repellent} \exp\left(-w_{repellent} \sum_{j=1}^p (X_j - X_j^i)^2\right) \right],$$

де $d_{attract}$ – глибина атрактанту (корисних речовин) клітини; $w_{attract}$ – міра ширини атрактанту $h_{repellent} = d_{attract}$ – висота шкідливої речовини (репелента); $w_{repellent}$ – міра ширини репелента.

Таким чином, клітки виключають одна одну за допомогою локального споживання, а також за рахунок того, що клітини не є їжею одна для одної.

Етап 2. *Моделювання хемотаксису*. Цей етап доцільно виконувати у такій послідовності кроків.

Крок 1. Установити: $i = i + 1$.

Крок 2. Кувіркання й переміщення. Розраховується нове положення i -го агента за формулою

$$X^i(j+1, k, l) = X^i(j, k, l) + C(i)\varphi(j).$$

Після цього розраховується значення цільової функції $J(i, j+1, k, l)$, встановлюється: $J(i, j+1, k, l) = J(i, j+1, k, l) + J_{ar}(X^i(j+1, k, l))$.

Якщо $J(i, j+1, k, l) < J_{best}$, то встановити: $J_{best} = J(i, j+1, k, l)$, $X_{best} = X^i(j+1, k, l)$.

Крок 3. Ковзання. Поки виконується умова $J(i, j+1, k, l) < J(i, j, k, l)$, повторюється крок 2. Таке повторення може повторюватися N_s разів. Якщо умова не виконується, то виконується перехід до кроку 4.

Крок 4. Якщо $i < S$, то здійснюється перехід до кроку 1, в іншому випадку перехід до наступного етапу.

Етап моделювання хемотаксису виконується N_c разів.

На третьому етапі виконується *відтворення* агентів, для чого застосовуються еволюційні оператори відбору, схрещування та мутації.

Для відбору агентів з метою генерації нових агентів пропонується використовувати пропорційний відбір, алгоритм виконання якого подано нижче.

Крок 1. Знайти середнє значення цільової функції J_{cp} популяції як середнє арифметичне значень цільових функцій усіх особин:

$$J_{cp} = \frac{1}{S} \sum_{i=1}^S J^i.$$

Крок 2. Для кожного агента обчислити відношення, що визначає ймовірність бути відібраним до схрещування:

$$P_s(i) = \frac{J^i}{J_{cp}}.$$

Крок 3. В залежності від величини $P_s(i)$ сформува-ти масив агентів, допущених до схрещування. Формування масиву допущених до схрещування агентів здійснюється шляхом стохастичного залишкового відбору: якщо $P_s(i) < 1$, то агент вважається добре пристосованим й допускається до схрещування.

Для генерації нових агентів на основі агентів, відібраних за допомогою оператора відбору, виконується випадковий вибір батьківських пар.

Крок 1. Для вибору пари батьків задати ймовірність схрещування P_c . Величина P_c залежить від розв'язуваного завдання, і в загальному випадку таку ймовірність доцільно обирати [3] з інтервалу $[0,6; 0,99]$.

Крок 2. Довільним чином пронумерувати всіх агентів, відібраних для схрещування.

Крок 3. Вибрати першого батька. Для цього, починаючи з першого, перебрати всіх агентів популяції доти, поки випадково обране число з інтервалу $[0; 1]$ не буде меншим за P_c . Коли ця умова виконається для одного з агентів, цей елемент стане першим батьком.

Крок 4. Продовжити перегляд популяції, починаючи з наступного після першого батька розв'язку. Перегляд продовжувати доти, поки знову випадково обране число не буде меншим за P_c . Агент, для якого виконається така умова, буде другим батьком.

Описаним способом складаються пари доти, поки не вибереться потрібна кількість пар батьків.

Далі виконується арифметичне схрещування.

При використанні арифметичного схрещування на основі двох батьків X^1 та X^2 створюються два нащадки X^{1n} і X^{2n} , значення i -х координат x^{1n}_i та x^{2n}_i яких розраховуються за формулами:

$$x^{1n}_i = k \cdot x^1_i + (1 - k)x^2_i;$$

$$x^{2n}_i = k \cdot x^2_i + (1 - k)x^1_i,$$

де $k \in [0; 1]$ – деякий дійсний коефіцієнт, який вибирається випадковим чином на кожній ітерації.

З метою організації пошуку в різних областях простору пошуку та виходу з локальних оптимумів на етапі відтворення агентів виконується оператор простої мутації.

Крок 1. Вибрати випадковим образом координату, що буде змінюватися.

Крок 2. У заданому інтервалі припустимих значень координати вибрати нове значення, що не дорівнює поточному.

Етап 4. *Виключення й розсіювання.* Перевіряється умова $U^i < P_{ed}$. Якщо ця умова виконується, то агент переміщується в позицію $X^i(j, k, l)$, отриману випадковим чином. Після перевірки цієї умови для усіх агентів виконується пошук та збереження кращого розв'язку J_{best} та відповідної йому позиції X_{best} .

Етап 5. *Перевірка критеріїв зупинення пошуку.* Якщо знайдено прийнятний розв'язок або були виконані всі цикли для всіх агентів, то виконується зупинення пошуку, в іншому випадку виконується перезапуск агентів.

Етап 6. *Перезапуск агентів:* вибираються нові випадкові позиції для кожного агента X^i , $i = 1, 2, \dots, S$, розраховуються відповідні значення цільової функції J^i , $i = 1, 2, \dots, S$. Лічильники циклів скидаються в 0: $j = 0$; $k = 0$; $l = 0$, після чого знову виконується етап моделювання хемотаксису.

ЕКСПЕРИМЕНТИ ТА РЕЗУЛЬТАТИ

Для перевірки ефективності запропонованого мультиагентного методу з опосередкованим зв'язком між агентами було розроблено програмне забезпечення, що реалізує запропонований та відомі мультиагентні методи. Програмне забезпечення розроблялося за допомогою середовища розробки пакету Matlab 7.0.

За допомогою розробленого програмного забезпечення вирішувалося завдання знаходження оптимуму таких тестових функцій:

$$\begin{aligned} f_1 = & 5 \cdot e^{-0,1 \cdot ((x_1 - 15)^2 + (x_2 - 20)^2)} - \\ & - 2 \cdot e^{-0,08 \cdot ((x_1 - 20)^2 + (x_2 - 15)^2)} + \\ & + 3 \cdot e^{-0,08 \cdot ((x_1 - 25)^2 + (x_2 - 10)^2)} + \\ & + 2 \cdot e^{-0,1 \cdot ((x_1 - 15)^2 + (x_2 - 20)^2)} - \\ & - 2 \cdot e^{-0,5 \cdot ((x_1 - 5)^2 + (x_2 - 10)^2)} - \\ & - 4 \cdot e^{-0,1 \cdot ((x_1 - 15)^2 + (x_2 - 5)^2)} - \\ & - 2 \cdot e^{-0,5 \cdot ((x_1 - 21)^2 + (x_2 - 25)^2)} + \\ & + 2 \cdot e^{-0,5 \cdot ((x_1 - 25)^2 + (x_2 - 16)^2)} + \\ & + 2 \cdot e^{-0,5 \cdot ((x_1 - 5)^2 + (x_2 - 14)^2)} \end{aligned}$$

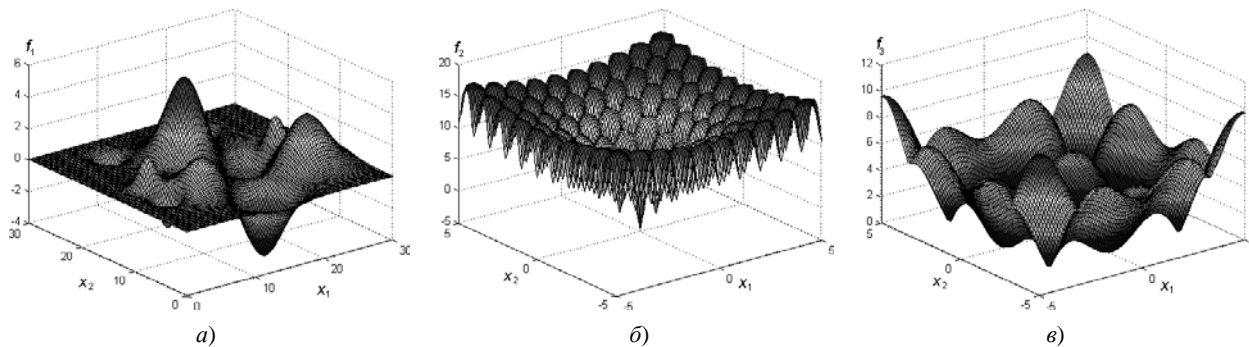


Рис. 1. Графіки тестових функцій f_1 (а), f_2 (б) та f_3 (в)

при умовах $0 \leq x_1 \leq 30; 0 \leq x_2 \leq 30;$

$$f_2 = 20 + e - 20 \exp\left(-0, 2 \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i^2}\right) - \exp\left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \cos(2\pi x_i)\right), n = 2$$

при $-5 \leq x_1 \leq 5; -5 \leq x_2 \leq 5;$

$$f_3 = \sum_{i=1}^n |x_i \cdot \sin(x_i) + 0, 1 \cdot x_i|, n = 2$$

при $-5 \leq x_1 \leq 5; -5 \leq x_2 \leq 5.$

Графіки тестових функцій наведені на рис. 1.

Кожний метод запускався по 10 разів для знаходження оптимуму кожної функції. Використовувалися такі значення параметрів, що настроюються: $S = 20; N_{re} = 6; N_s = 4; N_c = 20; N_{ed} = 2; P_{ed} = 0,25; d_{attract} = 0,1; w_{attract} = 0,2; h_{repellant} = d_{attract}; w_{repellant} = 10.$

У процесі проведення експериментів розраховувалися такі показники: f' – кращий отриманий оптимум; Δf – відхилення отриманого оптимуму від реального; c_f – кількість обчислень цільової функції, i^* – номер хемотаксичного кроку, на якому було уперше знайдено результуючий кращий розв'язок; \bar{f} – середнє значення отриманих оптимумів функції для всіх запусків методу; $D(f)$ – дисперсія отриманих значень оптимумів.

Отримані в ході виконання експериментів значення показників для відомого методу оптимізації на основі моделювання переміщення бактерій наведені в табл 1.

Значення показників, отриманих у ході експериментів, для запропонованого мультиагентного методу з опосередкованим зв'язком між агентами наведені в табл. 2.

Графіки роботи методів у процесі знаходження оптимальних значень функцій представлені на рис. 2.

На підставі отриманих результатів експериментів можна зробити висновок, що запропонований метод характеризується більшою точністю отриманих результатів, кращою стабільністю одержуваних розв'язків, про що свідчать значення середніх і дисперсій, отриманих внаслідок декількох запусків кожного з методів. При цьому можна відзначити, що оптимальні результати запропонований метод знаходить на більш пізніх етапах своєї роботи, що у свою чергу сприяє одержанню більш оптимальних розв'язків. Також перевагою запропонованого методу є те, що його застосування потребує меншої кількості обчислень значень функції, що оптимізується.

Таблиця 1. Результати експериментів для методу BFO

	f^*	f'	Δf	c_f	i^*	\bar{f}	$D(f)$
f_1	-3,9865	-3,9863	0,0002	9252	48	-3,7868	0,6317
f_2	0	0,0065	0,0065	8626	207	0,0657	0,0434
f_3	0	0,0004	0,0004	9721	76	0,0037	0,0045

Таблиця 2. Результати експериментів для запропонованого мультиагентного методу

	f^*	f'	Δf	c_f	i^*	\bar{f}	$D(f)$
f_1	-3,9865	-3,9864	0,0001	5982	88	-3,9821	0,0052
f_2	0	0,0018	0,0018	6527	228	0,0278	0,0198
f_3	0	0,0002	0,0002	5790	62	0,0025	0,0040

ВИСНОВКИ

У роботі одержав подальший розвиток метод оптимізації на основі моделювання переміщення бактерій.

Наукова новизна роботи полягає в тому, що розроблено мультиагентний метод з опосередкованим зв'язком між агентами, в якому на етапі відтворення агентів застосовуються генетичні оператори відбору, схрещування й мутації, що дозволяє більш ефектив-

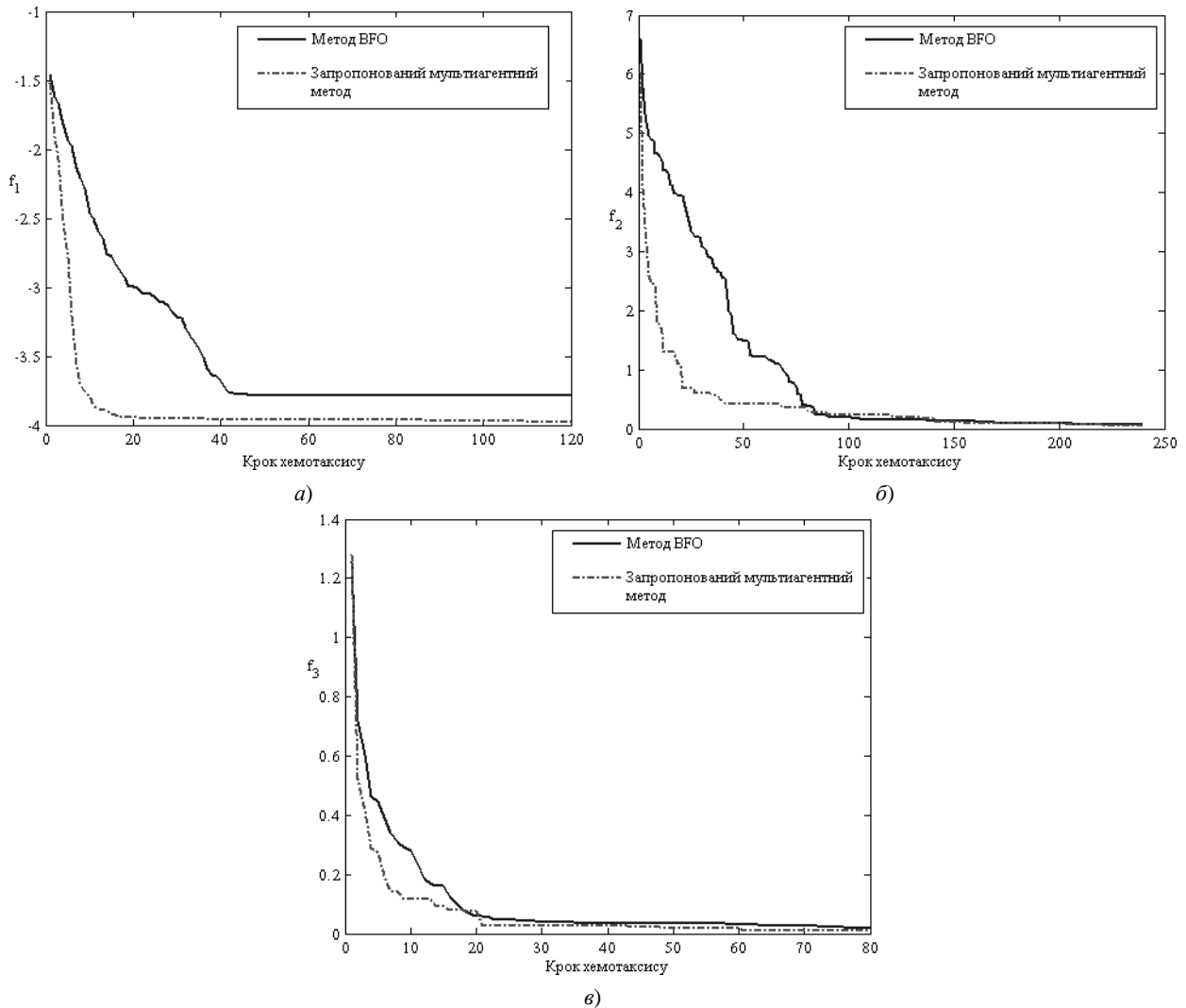


Рис. 2. Процес оптимізації тестових функцій f_1 (а), f_2 (б) та f_3 (в)

но в порівнянні з базовим BFO-методом досліджувати простір пошуку, що приводить до зменшення часу розрахунків при виконанні оптимізаційного процесу.

Практична цінність роботи полягає у тому, що розроблено програмне забезпечення, яке реалізує запропонований метод та дозволяє виконувати оптимізацію багатовимірних нелінійних цільових функцій без висування додаткових вимог до них.

На основі результатів проведених експериментів можна зробити висновок, що запропоновані модифікації методу BFO підвищують ефективність оптимізаційного процесу, що проявляється в: одержанні більш прийнятних значень цільової функції, більшій стабільності результатів, меншій кількості обчислень цільової функції. Таким чином, запропонований метод може бути рекомендований до застосування при вирішенні практичних завдань оптимізації.

Роботу виконано у рамках науково-дослідної роботи кафедри програмних засобів ЗНТУ «Інформаційні технології автоматизації розпізнавання образів і прийняття рішень для діагностики в умовах невизначеності на основі гібридних нечіткологічних, нейромережових і мультиагентних методів обчислювального інтелекту» (номер державної реєстрації 0109U007673).

СПИСОК ЛІТЕРАТУРИ

1. Хайкин С. Нейронные сети: полный курс / С. Хайкин. – СПб. : Издательский дом «Вильямс», 2005. – 1104 с.
2. Руденко О. Г. Штучні нейронні мережі / О. Г. Руденко, С. В. Бодянский. – Харків : Компанія СМІТ, 2006. – 404 с.
3. Субботін С. О. Неітеративні, еволюційні та мультиагентні методи синтезу нечіткологічних і нейромережових моделей: монографія / С. О. Субботін, А. О. Олійник, О. О. Олійник ; під заг. ред. С. О. Субботіна. – Запоріжжя : ЗНТУ, 2009. – 375 с.

4. The Practical Handbook of Genetic Algorithms. Applications / Ed. L. D. Chambers. – Florida : CRC Press, 2000. – Vol. I. – 520 p.
5. Beni G. Swarm Intelligence / G. Beni, J. Wang // Annual Meeting of the Robotics Society: Proceedings of Seventh International Conference. – Tokyo : RSJ Press, 1989. – P. 425–428.
6. Bonabeau E. Swarm Intelligence: From Natural to Artificial Systems / E. Bonabeau, M. Dorigo, G. Theraulaz. – New York : Oxford University Press, 1999. – 320 p.
7. De Castro L. N. Artificial Immune Systems. Part I. Basic Theory And Applications / L. N. De Castro, F. J. Von Zuben. – Technical Report No. Rt Dca 01/99. – Brazil : Feec/Unicamp, 1999. – 95 p.
8. Dorigo M. The Ant System: Optimization by a colony of cooperating agents / M. Dorigo, V. Maniezzo, A. Colomi // IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics. – 1996. – Part B, № 26(1). – P. 29–41.
9. Прогрессивные технологии моделирования, оптимизации и интеллектуальной автоматизации этапов жизненного цикла авиадвигателей: Монография / А. В. Богуслаев, Ал. А. Олейник, Ан. А. Олейник и др.; под ред. Д. В. Павленко, С. А. Субботина. – Запорожье : Мотор Сич, 2009. – 468 с.
10. Sumpter D. J. Formalising the Link between Worker and Society in Honey Bee Colonies / D. J. Sumpter, D. S. Broomhead // Lecture Notes In Computer Science: Proceedings of the First International Workshop on Multi-Agent Systems and Agent-Based Simulation. – MABS'98, LNAI, 1998. – P. 95–110.
11. Passino K. M. Biomimicry of bacterial foraging for distributed optimization and control / K. M. Passino // IEEE Control System Magazine. – 2002. – № 3 (22). – P. 52–67.
12. Madigan M. T. Biology of Microorganisms / M. T. Madigan, J. M. Martinko, J. Parker. – New Jersey : Prentice Hall, 1997. – 1036 p.
13. Berg H. C. Random Walks in Biology / H. C. Berg. – Princeton : Princeton University Press, 1993. – 164 p.
14. Tripathy M. Transmission Loss Reduction Based on FACTS and Bacteria Foraging Algorithm / M. Tripathy, S. Mishra, L. L. Lai, Q. P. Zhang // Proceedings of 9th International Conference of Parallel Problem Solving from Nature. – Heidelberg : Springer, 2006. – P. 222–231.
15. Analysis And Design Of Intelligent Systems Using Soft Computing Techniques / Ed. Melin P., Castillo O. R., Ramirez E. G., Kacprzyk J. – Heidelberg : Springer, 2007. – 855 p.
16. Mishra S. A hybrid least square-fuzzy bacterial foraging strategy for harmonic estimation / S. Mishra // IEEE Transactions on Evolutionary Computation. – 2005. – № 1(9). – P. 61–73.
17. Kim D. H. Bacterial Foraging Based Neural Network Fuzzy Learning / D. H. Kim, C. H. Cho // Proceedings of the 2nd Indian International Conference on Artificial Intelligence (ICAI-2005). – Pune : ICAI, 2005. – P. 2030–2036.

Надійшла 18.02.2010

Олейник А. А.

МУЛЬТИАГЕНТНЫЙ МЕТОД С КОСВЕННОЙ СВЯЗЬЮ МЕЖДУ АГЕНТАМИ

Исследован метод оптимизации на основе мультиагентного подхода. Разработан мультиагентный метод с косвенной связью между агентами, предусматривающий выполнение дополнительных этапов отбора, скрещивания и мутации. Проведены эксперименты по решению задач оптимизации многомерных нелинейных функций, что позволило исследовать эффективность предложенного метода.

Ключевые слова: агент, генетические операторы, мультиагентный метод, оптимизация, целевая функция.

Oliiynk A. O.

MULTIAGENT METHOD WITH INDIRECT COUPLING BETWEEN AGENTS

The optimization method based on multiagent approach has been investigated. A multiagent method with indirect coupling between agents is developed, providing execution of additional stages of selection, crossover and mutation. Experiments have been made aimed at solving the problems of multidimensional nonlinear functions optimization, which made it possible to evaluate efficiency of the proposed method.

Key words: agent, genetic operators, multiagent method, optimization, efficiency function.

УДК 621.315.592

Таланин В. И.¹, Таланин И. Е.², Семикина М. Ю.³¹Д-р физ.-мат. наук, заведующий кафедрой Классического частного университета (г. Запорожье)²Канд. физ.-мат. наук, профессор Классического частного университета (г. Запорожье)³Старший преподаватель Классического частного университета (г. Запорожье)

КОМПЬЮТЕРНОЕ МОДЕЛИРОВАНИЕ ОБРАЗОВАНИЯ ПЕРВИЧНЫХ РОСТОВЫХ МИКРОДЕФЕКТОВ В БЕЗДИСЛОКАЦИОННЫХ МОНОКРИСТАЛЛАХ КРЕМНИЯ

Представлена математическая модель и компьютерная программа расчета для процесса образования первичных ростовых микродефектов в бездислокационном монокристалле кремния на основе диссоциативного процесса диффузии.

Ключевые слова: ростовые микродефекты, бездислокационный монокристалл кремния, первичные ростовые дефекты, гетерогенный механизм дефектообразования.

ВВЕДЕНИЕ

Образующиеся в процессе роста бездислокационного монокристалла кремния ростовые микродефек-

ты определяют не только исходную дефектную структуру монокристаллов, но и последующие процессы трансформации этой структуры в результате